

自适应区域划分立体匹配算法

李涵^{1,2,3}, 黄妙华^{1,2,3*}¹武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430070;²武汉理工大学现代汽车零部件技术湖北省协同创新中心, 湖北 武汉 430070;³武汉理工大学湖北省新能源与智能网联车工程技术研究中心, 湖北 武汉 430070

摘要 针对现有立体匹配算法在弱纹理区域及深度不连续区域匹配精度低的问题, 提出一种基于自适应区域划分的立体匹配算法。首先, 利用十字交叉域算法获取像素点臂长, 计算像素变化率完成区域划分。然后, 通过绝对差算法, 改进 Census 变换和自适应加权梯度算子计算初始代价卷, 利用十字交叉域进行代价聚合, 对聚合后图像通过改进引导图滤波优化, 使用赢家通吃策略筛选最优视差。最后, 利用左右一致性检测、迭代区域投票、视差填充优化和中值滤波得到最终视差图。在 Middlebury 测试平台上测试结果表明, 所提算法平均误差率为 4.21%, 能够有效提升在弱纹理区域及深度不连续区域的匹配精度。

关键词 机器视觉; 立体匹配; 自适应区域划分; 像素变化率; 引导图滤波

中图分类号 TN911.73

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213401

Adaptive Region Division Stereo Matching Algorithm

Li Han^{1,2,3}, Huang Miaohua^{1,2,3*}

¹Hubei Key Laboratory of Advanced Technology for Automotive Components, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, Hubei, China;

²Hubei Collaborative Innovation Center for Automotive Components Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, Hubei, China;

³Hubei Research Center for New Energy and Intelligent Connected Vehicle, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, Hubei, China

Abstract Addressing the low matching accuracy of existing stereo matching algorithms in weak texture and depth discontinuous regions, a stereo matching algorithm based on adaptive region division is proposed. First, the cross domain algorithm is used to obtain the arm length of a pixel and calculate the pixel change rate to complete the region division. Then, the absolute difference algorithm, the improved Census transform, and the adaptive weighted gradient operator are used to calculate the initial cost volume which is aggregated by cross domain. The aggregated images are optimized by the improved guidance map filtering and the winner take all strategy is used to filter the optimal disparity. Finally, the final disparity map is obtained by using left and right consistency detection, iterative region voting, disparity filling optimization, and median filtering. The test results based on the Middlebury test platform show that the average error rate of the proposed algorithm is 4.21%, which is an effective matching accuracy improvement in terms of the weak texture and depth-discontinuous regions.

Key words machine vision; stereo matching; adaptive area division; pixel change rate; guided filter

1 引言

双目视觉是视觉领域的热点之一, 现已被广泛应用于 3D 重建^[1]、无人驾驶^[2]等领域。立体匹配作为双

目视觉的核心问题, 通过寻找两幅图像之间的同名点, 计算视差得出深度。Scharstein 等^[3]将立体匹配概括为 4 个步骤: 代价计算、代价聚合、视差计算、视差优化。目前的立体匹配算法大致可以分为两类: 全局立

收稿日期: 2021-12-30; 修回日期: 2022-01-29; 录用日期: 2022-03-02; 网络首发日期: 2022-03-15

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFE0105500)

通信作者: *mh_huang@163.com

体匹配算法和局部立体匹配算法。全局立体匹配算法通过计算能量函数最小值得到视差,常用的有动态规划^[4]、图割法^[5]等,效果较好,但是计算量大、耗时长,难以满足实时性要求。局部立体匹配算法通过建立窗口,计算窗口内像素信息得出视差,精度不及全局立体匹配算法,但是时间复杂度低,便于实现。常见局部立体匹配算法有 Census 变换、绝对差(AD)算法等。

局部立体匹配算法通过窗口计算视差信息,在弱纹理区域及深度不连续区域匹配效果较差。因此,许多研究者通过建立自适应窗口^[6]提升图像匹配精度。闫利等^[7]提出基于自适应窗口的引导滤波模型,并通过正交积分图像技术加速聚合效率。Qu 等^[8]通过判定中心像素与周围像素的色彩差异建立自适应窗口。朱建鸿等^[9]利用窗口像素方差,计算 Census 窗口大小,有效降低图像匹配噪点。Zhang 等^[10]提出一种利用像素色彩关系的十字交叉匹配算法,并利用积分图像加速。王云峰等^[11]利用十字交叉臂长对 AD-Census 算法赋权,有效提升算法的匹配效果。陈映光等^[12]提出改进引导滤波的十字交叉法以构建自适应支持域,提高了代价聚合效果。王凯等^[13]提出一种二次引导图滤波模型,通过调整窗口大小,克服传统引导图滤波缺陷。祝世平等^[14]在传统梯度幅度基础上引入相位信息并结合自适应窗口,提高了图像在光照条件下的稳健性。自适应窗口能够有效提高匹配计算效果及速度,

但是如何判定窗口大小及匹配代价计算仍是一个有待解决的问题^[15]。

基于上述讨论,本文提出一种自适应区域划分的立体匹配算法。构建像素点的十字交叉臂,在此基础上引入基于像素变化率的自适应区域划分模型。在图像预处理阶段,通过像素变化率自适应划分区域;在代价计算阶段,基于像素变化率自适应调整 Census 窗口大小及对横向、纵向梯度赋权;在代价聚合阶段,基于像素变化率的改进引导图滤波对不同代价卷进行优化。实验结果表明,引入像素变化率可以使标准立体图像在深度不连续区域及弱纹理区域具有更好的匹配效果和更低的误码率。

2 算法描述

所提算法利用矫正后的图像对作为输入,经过代价计算、代价聚合、视差计算优化等步骤,输出最终视差图,具体流程如图 1 所示。首先,通过十字交叉算法构建像素区域,利用臂长计算像素点变化率完成区域划分。然后,结合 AD、改进 Census、改进梯度算子计算初始代价卷。在初始划分的十字交叉域内完成代价聚合,对聚合后的图像通过改进引导图滤波优化,采用赢家通吃策略(WTA)生成初始视差图。最后,通过离群点检测、迭代区域投票、视差填充调整和中值滤波得到最终视差图。

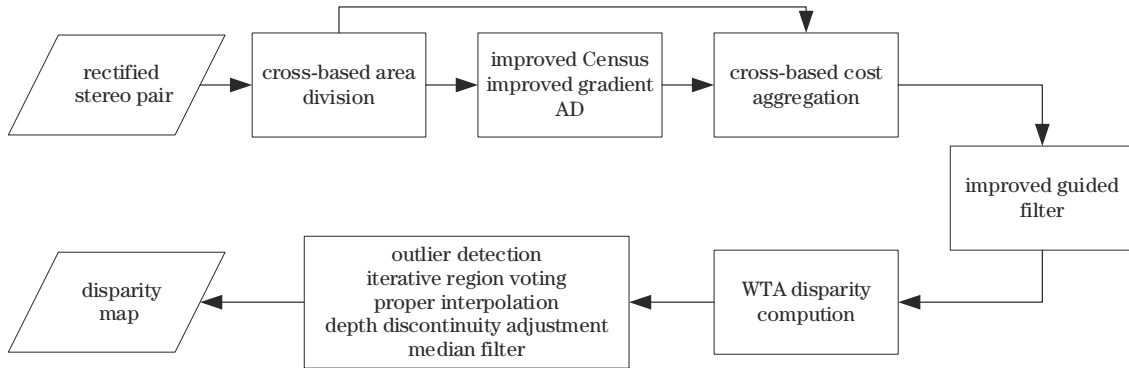


图 1 所提算法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed algorithm

2.1 代价计算

2.1.1 基于像素变化率的区域划分

首先通过十字交叉域算法进行区域构建。参照 Mei 等^[16]的工作,十字交叉域算法可描述为

$$\begin{cases} |I(x, y) - I(x_i, y_i)| < \tau_1, & |I(x_i, y_i) - I(x_i + 1, y_i)| < \tau_1 \\ D(p, p_i) < l_1 \\ |I(x, y) - I(x_i, y_i)| < \tau_2, & l_2 < D(p, p_i) < l_1 \end{cases}, \quad (1)$$

式中: I 表示像素点灰度值; τ_1 、 τ_2 表示颜色阈值; D 表示像素点距离; p 表示中心像素点; i 表示像素点序号; l_1 、

l_2 表示臂长阈值。从式(1)可以看出:当向某一方向延展时,像素点与中心像素点灰度差值需要小于阈值 τ_1 ,且与上一个像素点的差值要小于 τ_1 ;臂长要小于阈值 l_1 ;当臂长超过 l_2 时,像素点与中心像素点的阈值要小于 τ_2 ,其中, τ_2 小于 τ_1 。

由于深度不连续区域像素变化是渐变的,文献[17]利用臂长赋权计算代价卷,能够改善深度不连续区域的匹配效果,但是会降低图像匹配质量。为了更精确反映像素点所处区域的变化,利用像素变化率进行区域划分。像素变化率计算公式如下:

$$\begin{cases} R_d = \frac{\Delta I_{L-i}}{L}, I_{L-i} \neq 0, i = 1, 2, \dots, L-1 \\ \Delta I_{L-i} = |I_p - I_{p-(L-i)}| \\ R_d = 0, L = 0 \end{cases}, \quad (2)$$

式中： R_d 是像素点向某一方向的变化率； ΔI_{L-i} 是臂展方向像素点与距离最远有效点差值； I_p 为中心像素点灰度值； $I_{p-(L-i)}$ 是臂展方向与 I_p 灰度值最远不相等点，即有效点。从式(2)可以看出：当臂长不为0时，变化率为像素点与臂上最远有效点差值除以臂长；当臂长为0时，变化率为0。

以4个臂长方向变化率最大值作为参考，分别以

0、(0,15)、[15,+∞)这3个范围来进行区域划分。由于边缘变化是渐变的，记划分后的3个区域分别为边缘区域、弱纹理区域、丰富纹理区域。为了展示所提算法的有效性，图2给出了区域划分结果。图2中红色点即满足区域划分的点，可以看出，所提算法能够有效捕捉目标区域，范围0的像素点均集中于边缘区域，范围(0,15)覆盖了全部弱纹理区域，范围[15,+∞)集中于丰富纹理区域。而其中(0,15)范围的像素点数目最多，这是因为弱纹理区域在整幅图像占比最大。同时可以观察到图像边缘纹理被分割，因此算法能够有效针对弱纹理及边缘区域采用不同计算策略进行优化，提升深度不连续区域及弱纹理区域表现。

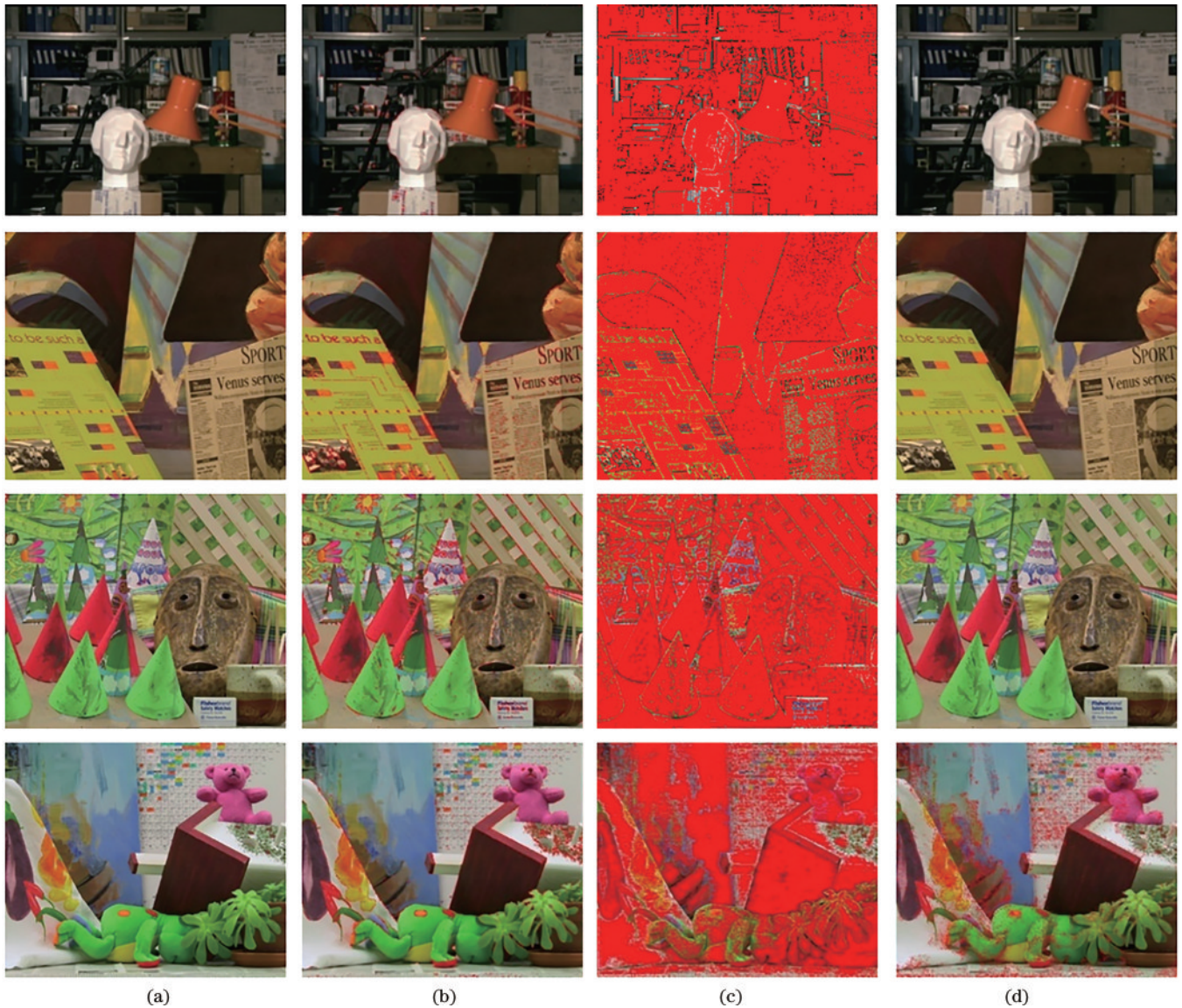


图2 区域划分结果。(a)参考图；(b)范围0划分结果；(c)范围(0,15)划分结果；(d)范围[15,+∞)划分结果

Fig. 2 Region division results. (a) Reference image; (b) range 0 division result; (c) range (0, 15) division result; (d) range [15, +∞) division result

2.1.2 改进 Census 变换

传统 Census 算法利用中心像素与周围像素进行

比较，转化为二进制字符串，通过 Hamming 距离计算匹配代价。传统 Census 变换公式如下：

$$\begin{cases} \xi(p, q) = \begin{cases} 1, I_p < I_q \\ 0, \text{else} \end{cases} \\ B(p) = \bigotimes_{q \in N_p} \xi(p, q) \\ C_{\text{Census}}(p, d) = \text{Hamming}[B_L(p), B_R(p_d)] \end{cases}, \quad (3)$$

式中: I_p 表示中心像素点; I_q 表示 Census 窗口内的像素点; $B(p)$ 表示 Census 编码; \bigotimes 表示逐位连接运算; N_p 表示 Census 窗口大小。从式(3)可以看出: 当周围像素点灰度值大于中心点时, 将相应像素点编码为 1; 当灰度值小于中心点时, 编码为 0。在 3×3 的窗口中, 中心像素灰度值为 80, 其余像素点灰度值如图 3(a) 所示, 像素比较结果如图 3(b) 所示, Census 变换后的字符串为 00110110。

传统 Census 算法采用固定窗口, 在深度不连续区域的匹配效果较差。因此, 改变 Census 算法在不同区

域的窗口大小能够提高图像匹配效果。依据基于像素变化率划分的区域, 对 Census 窗口进行调整, 大小设定如下:

$$\begin{cases} 7 \times 7, R_{\max} = 0 \\ 9 \times 7, 0 < R_{\max} < 15. \\ 9 \times 9, R_{\max} \geq 15 \end{cases} \quad (4)$$

为了保证边缘渐变点匹配效果, 应采用更小的窗口。在弱纹理区域采用与原 Census 一样的窗口大小。在丰富纹理区域适当增加窗口大小, 能够有效降低误匹配。为了证明改进 Census 算法的有效性, 将其与传统 Census 算法进行对比, 结果如图 4 所示。传统 Census 变换在深度不连续区域出现较多误匹配, 而基于像素变化率的 Census 变换明显减少了边界区域误匹配数量, 因此所提基于像素变化率策略在 Census 变换中有效。

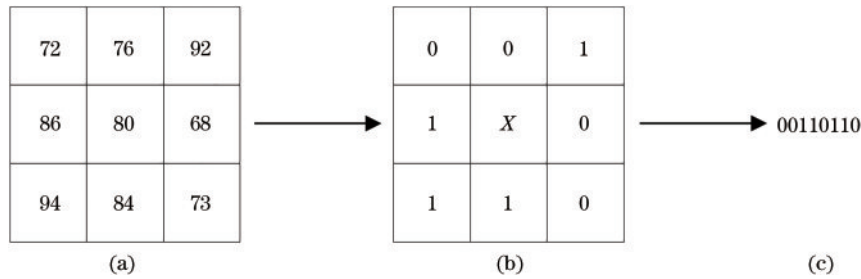


图 3 Census 变换结果。(a)待编码像素;(b)像素比较结果;(c)Census 编码结果

Fig. 3 Census transform result. (a) Pixel to be encoded; (b) pixel comparison result; (c) Census encoding result

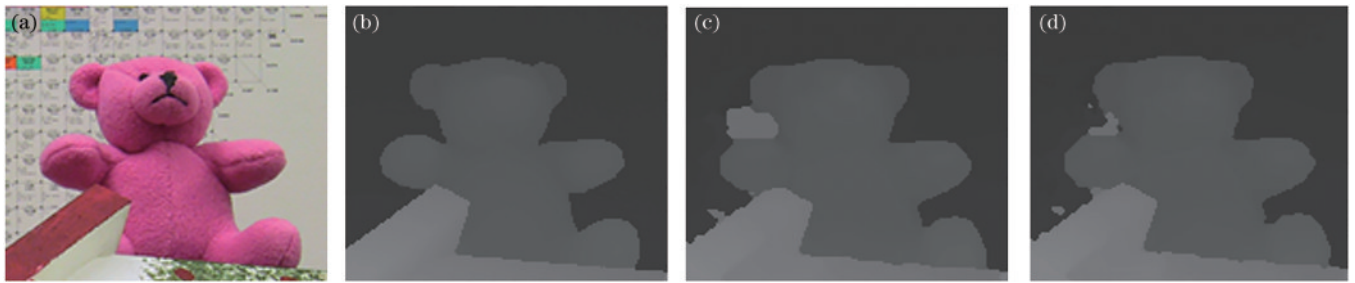


图 4 Census 变换结果。(a)参考图;(b)真实视差图;(c)传统 Census 变换结果;(d)改进 Census 变换结果

Fig. 4 Census transform results. (A) Reference image; (b) real disparity map; (c) traditional Census transform result; (d) improved Census transform result

2.1.3 改进梯度计算

梯度计算能够有效反应图像纹理细节, 公式如下:

$$\begin{cases} \nabla_x G(p) = \sum_{i=R,G,B} |I_i(x+1, y) - I_i(x-1, y)| / 3 \\ \nabla_y G(p) = \sum_{i=R,G,B} |I_i(x, y+1) - I_i(x, y-1)| / 3 \end{cases}, \quad (5)$$

式中: $\nabla_x G(p)$ 表示像素点 X 方向梯度; $\nabla_y G(p)$ 表示像素点 Y 方向梯度; $I_i(x, y)$ 表示 (X, Y) 点在 R、G、B 三通道的像素值。梯度被广泛应用于代价计算中^[18-20], 文献[21]提出使用 Sobel 算子加权的纵向梯度与横向梯度结合方法, 文献[22]提出使用原图像与引导图像梯度结合的方式。但是, 横向、纵向梯度结合未考虑梯度的可靠性, 在边缘处会造成梯度的误匹配, 文

献[17]使用臂长为横向、纵向梯度进行赋权, 但是臂长不能有效反映像素变化特征, 容易造成误匹配。本实验利用像素变化率对梯度进行赋权, 计算公式如下:

$$\begin{cases} G_R(p)_x = \frac{[|R_x^{\max} - R_y^{\max}|, G_T]}{(R_x^{\max} + R_y^{\max})}, R_x^{\max} > R_y^{\max}, \\ G_R(p)_y = 1 - G_R(p)_x \end{cases} \quad (6)$$

式中: $G_R(p)_x$ 表示梯度 X 方向的权重; $G_R(p)_y$ 表示梯度 Y 方向的权重; R_x^{\max} 表示 X 方向的最大变化率; R_y^{\max} 表示 Y 方向最大变化率; G_T 表示截断阈值, 当数值大于 G_T 时, 则选取 G_T 为计算数值。当 R_x^{\max} 大于 R_y^{\max} 时, 梯度权重如式(6)所示; 当 R_y^{\max} 大于 R_x^{\max} 时, 则赋予权重相反。

为了反映所提算法的有效性,将传统算法、ABiGrad^[17]与所提算法进行比较。由于灰度图像是BGR图像三通道加权所得的,同样能够反映图像梯度信息,为便于进行算法对比,选取边界过渡点灰度值来进行说明。

图5绿色标注点为图像上经过构建的像素点。其

中, L_T 为上臂臂长, L_D 为下臂臂长, L_L 为左臂臂长, L_R 为右臂臂长。像素点纵向梯度为2,横向梯度为4.5。传统梯度算法得到的最终结果为3.25,ABiGrad的最终梯度计算值为1.42,所提算法计算结果为1.36,理想结果为0。可以看出,所提算法较传统算法与ABiGrad算法更接近真实值,且相对于传统算法提升效果更明显。

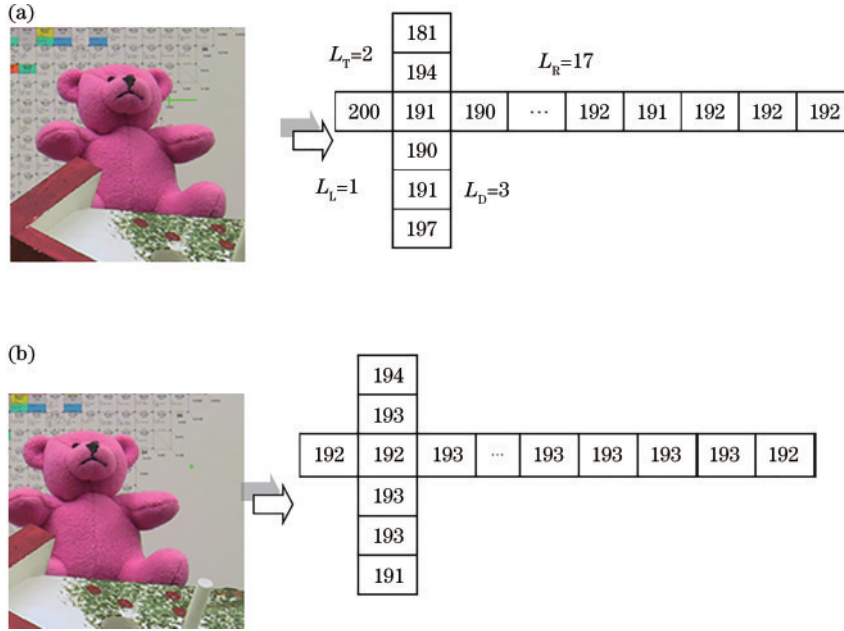


图5 参考图像梯度点及十字交叉臂。(a)左参考图梯度点及十字交叉臂;(b)右参考图梯度点及十字交叉臂

Fig. 5 Gradient point and cross arm of reference image. (a) Gradient point and cross arm of left reference image; (b) gradient point and cross arm of right reference image

在立体匹配图像中,大量臂长为0,根据ABiGrad,有

$$\alpha(P) = \frac{\min[L_L(P), L_R(P)]}{\{\min[L_L(P), L_R(P)] + \min[L_T(P), L_D(P)]\}}, \quad (7)$$

式中: $\alpha(P)$ 为横向梯度权重; $\min[L_L(P), L_R(P)]$ 为横向臂长最小值, $\min[L_T(P), L_D(P)]$ 为纵向臂长最小值。当横向臂长为0时,图像梯度就完全取决于纵向梯度,这会忽略横向梯度信息。而所提算法取横向、纵向变化率最大值进行计算,能够有效综合横纵向梯

度信息,防止梯度计算偏极化。图6为3种梯度算子所生成的视差图,ABiGrad算法和传统算法有较多的错误匹配点,而所提算法能够很好融合周围像素点信息,减少错误匹配点数量。在深度不连续区域,所提算法与ABiGrad算法效果要远好于传统算法,错误像素点及误匹配像素点更少,同时所提算法较ABiGrad算法边界更为清晰、噪声更少。结果显示,基于像素变化率的梯度优化算子能够改善深度不连续区域匹配效果,减少噪声引入。

最后,将改进Census变换及梯度变化与AD算法进行结合,给出代价计算公式:

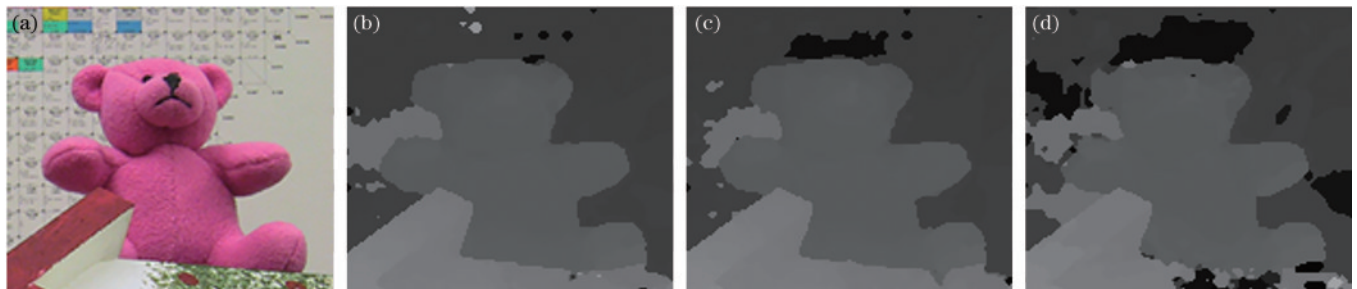


图6 梯度计算结果。(a)参考图;(b)改进梯度计算结果;(c) ABiGrad 计算结果;(d)传统梯度计算结果

Fig. 6 Gradient calculation results. (a) Reference image; (b) calculation result of improved gradient; (c) calculation result of ABiGrad; (d) calculation result of traditional gradient

$$C(p, d) = 3 - \exp\left(\frac{C_{\text{Census}}}{\lambda_{\text{Census}}}\right) - \exp\left(\frac{C_{\text{gradient}}}{\lambda_{\text{gradient}}}\right) - \exp\left(\frac{C_{\text{AD}}}{\lambda_{\text{AD}}}\right), \quad (8)$$

式中: $C(p, d)$ 为匹配代价计算结果; λ 为控制参数; C 为相应代价卷计算结果。

2.2 代价聚合及优化

完成代价计算后,使用文献[14]中基于十字交叉域的方法进行代价聚合。根据式(1),初始构建的十字交叉区域如图7所示,深灰色部分为像素点 p 的十字交叉臂,浅灰色为臂上像素点 q 的延伸臂,绿色区域及灰色区域构成十字交叉域。

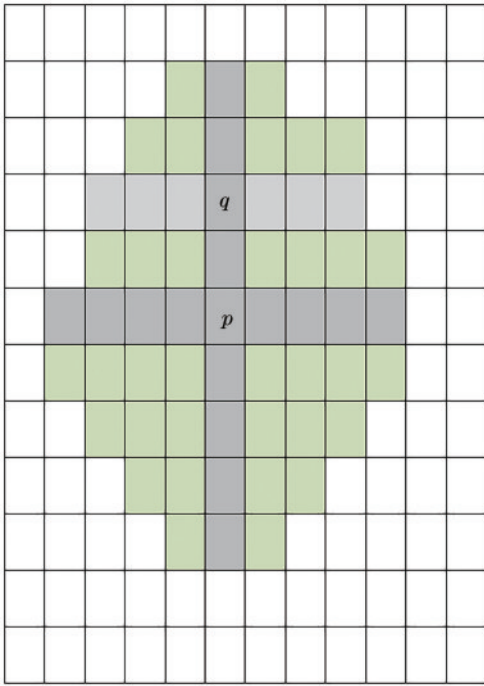


图7 十字交叉区域
Fig. 7 Cross area

用 H 表示水平臂上像素点集合, V 表示竖直臂上像素点集合,则十字交叉域代价聚合可表示为

$$U(p) = U_{q \in V(p)} H(q). \quad (9)$$

十字交叉域进行代价聚合的方式有两种:先竖直后垂直、先垂直后竖直。两种方式所得到的效果是不一样的,因此在第1次和第3次聚合时先存储水平像素再沿竖直臂累加,第2次及第4次聚合方式相反。

完成初步代价聚合后,为了更好优化聚合效果、降低图像深度不连续区域视差误码率,选用引导图滤波进行优化。引导图滤波是由 He 等^[23]在2013年提出的,由于良好的边缘保持特性及其较低的算法复杂度,许多研究者选用引导图滤波进行代价聚合^[24],设定引导图滤波模型为

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad (10)$$

2.3 视差选择与精细化

为了更好地生成视差图像,对代价聚合后的图像进行视差选择与精细化。首先对原始图像进行左右一

式中: q_i 为滤波输出图像; I_i 为引导图像; a_k, b_k 为窗口线性系数。令 p_i 为输入图像,则为了求取最优的 a_k, b_k 值,可以通过计算 p_i 及 q_i 之间的最小值来得到。引导图滤波给定的优化模型为

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2], \quad (11)$$

式中: E 为函数模型能量; ϵ 为惩戒系数,是为了限制 a_k 取值。通过最小二乘法可以求得窗口线性系数为

$$\begin{cases} a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} p_i I_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \\ b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \end{cases}, \quad (12)$$

式中: $|\omega|$ 为窗口中像素总和; μ_k, σ_k 分别为引导图像在窗口中的均值和标准差; \bar{p}_k 为输入图像在窗口 ω_k 内的均值。文献[13]通过二次引导图滤波,克服传统滤波缺陷,降低噪声干扰,提升匹配结果可靠性。文献[25]在图像边缘处设置较小的惩罚系数,在弱纹理区域设置较大惩罚系数,能够有效改进引导图滤波聚合效果。基于上述讨论,提出一种基于像素变化率的引导图滤波优化算法,根据所求像素变化率有

$$\begin{cases} \epsilon = 0, R_{\max} = 0 \\ \epsilon = 1 - \exp[-(\varphi/R_{\max})] \end{cases}, \quad (13)$$

式中: R_{\max} 为4个方向像素变化率最大值; φ 为控制参数,这里取区域划分数为15。当图像处于边缘区域时, ϵ 为0;当图像处于弱纹理区域时, ϵ 接近于1;当图像处于丰富纹理区域时, ϵ 接近于0。

由于进行引导图滤波时,像素点会被包含在多个窗口中,得到 $|\omega|$ 个像素值。因此需要取平均

$$\bar{q}_i = \bar{a}_k I_i + \bar{b}_k, \quad (14)$$

式中: \bar{a}_k 为 a_k 均值; \bar{b}_k 为 b_k 均值。

利用引导图滤波对代价空间中每层代价图进行滤波,得到不同像素点不同视差下的代价,每层代价图均有不同的纹理特征。图8是不同视差下的代价图像,视差7和视差58的图像颜色平滑,而视差32的图像具有更为丰富的层次信息,能够较好地反映匹配代价。同时,视差32也是候选数值中最为接近最优视差的数值。

最后利用 WTA 策略,筛选出最优视差存储,计算规则为

$$d_p = \operatorname{argmin} [C(p, d)], d_{\min} < d < d_{\max}, \quad (15)$$

式中: d_p 为最优视差; $C(p, d)$ 为不同视差下引导图滤波结果。图9是引导图滤波优化前后结果对比。从图9可以看出,经过改进引导图滤波优化后的图像得到充分平滑,相比于优化之前的图像细节保留及视差层次感均有提升,能够有效对聚合后图像进行优化。

致性检测,检测表达式为

$$|d_{\text{left}}(p) - d_{\text{right}}[p - d_{\text{left}}(p)]| \leq T, \quad (16)$$

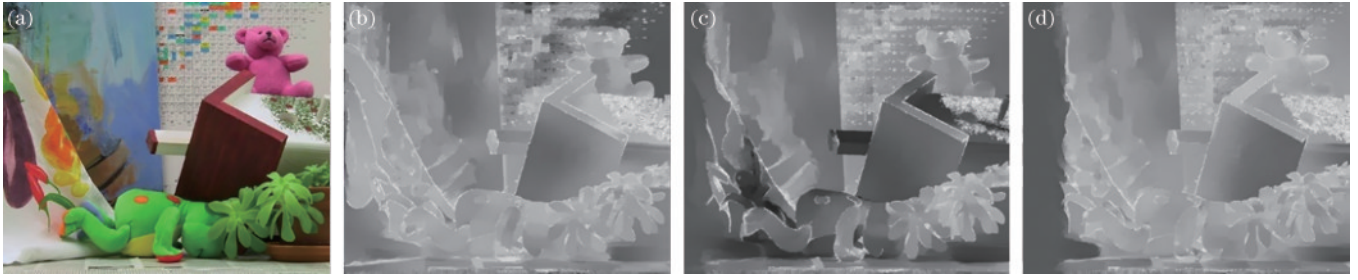
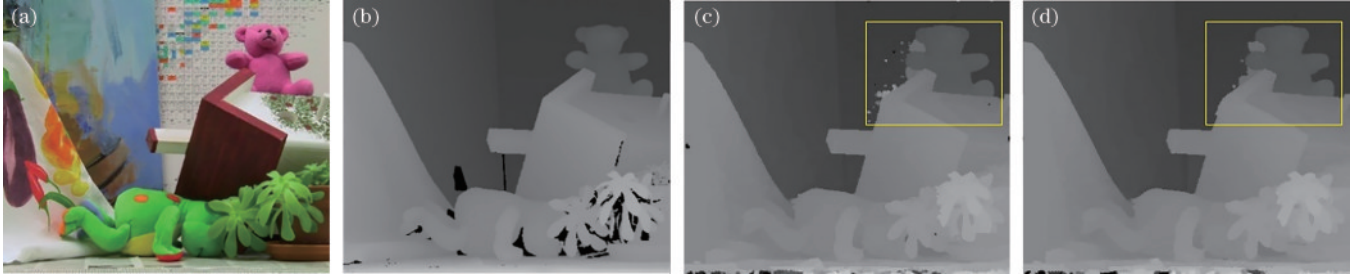
图 8 代价图像。(a)参考图;(b) $d=6$ 代价图;(c) $d=32$ 代价图;(d) $d=58$ 代价图Fig. 8 Cost images. (a) Reference image; (b) cost image when $d=6$; (c) cost image when $d=32$; (d) cost image when $d=58$ 

图 9 引导图滤波优化结果。(a)参考图;(b)真实视差图;(c)引导图滤波优化前;(d)引导图滤波优化后

Fig. 9 Guided filter optimization results. (a) Reference image; (b) real disparity map; (c) before optimization of guide image filtering; (d) guide image filtering optimized

式中： $d_{\text{left}}(p)$ 为左图像中 p 点的视差值； $d_{\text{right}}[p - d_{\text{left}}(p)]$ 为右图像中 p 点对应像素点； T 为阈值，设置为 1 pixel。满足式(16)的像素点为正常匹配点，不满足的为异常点。

针对异常点，首先利用区域投票法则对像素点进行筛选，投票筛选规则如下：

$$\begin{cases} S_p > \tau_s \\ \frac{H_p(d_p^b)}{S_p} > \tau_H \end{cases}, \quad (17)$$

式中： $H_p(\cdot)$ 为所统计范围内像素的直方图； d_p^b 为票数最多的像素点； S_p 为筛选的可靠像素数量； τ_s 和 τ_H 为所设定阈值。

完成区域迭代投票后进行视差填充及优化。对于遮挡像素，沿像素点 16 个方向搜索，选择所有可靠像素视差中的最小值；对于误匹配像素，选择和像素点颜色最接近的像素视差。最后用中值滤波平滑图像噪声。

3 实验结果

实验硬件条件为 Interl i7, VSstudio 2019, 利用 Middlebury 数据集^[26]进行评测。所用图像分别为 Tsukuba、Venus、Teddy、Cone，分辨率为 384×288 、 434×383 、 450×375 、 450×375 ，视差范围为 $[0, 16]$ 、 $[0, 19]$ 、 $[0, 59]$ 、 $[0, 59]$ 。实验参数如表 1 所示。

为了客观说明改进算法对于 Census 及梯度算法的提升效果，对改进 Census 及梯度算法进行评估，算法评估公式如下：

表 1 实验参数设置

Table 1 Experimental parameter setting

Parameter	L_1	L_2	λ_{Census}	$\lambda_{\text{gradient}}$	λ_{AD}	G_T	ϵ	τ_s	τ_H
Value	17	34	30	1	9	10	0.01	20	0.4

$$R_{\text{BadMatching}} =$$

$$\frac{1}{N} \sum_p (|D_{\text{GT}}(P) - D_{\text{proposed}}(P)| > \sigma) \times 100\%, \quad (18)$$

式中： $R_{\text{BadMatching}}$ 为误码率； N 为所评估范围内所有像素点； D_{GT} 为真实视差图像素点； D_{proposed} 为所提算法视差图对应像素点； σ 为阈值，设定为 1。

将改进 Census 算法与传统 Census 算法进行比较，所比较算法除在代价匹配阶段相异外，其余阶段均一致，两种算法在 Middlebury 评估结果如表 2 所示。从表 2 可以看出，改进 Census 算法在 Teddy、Venus、Tsukuba 算法上效果均有提升，且在 Teddy 图像上提升效果最为明显，而在 Cone 上与传统 Census 算法效果相当。

表 2 Census 算法对比

Table 2 Comparison of Census algorithms unit: %

Algorithm	Teddy	Cone	Venus	Tsukuba	Average
Traditional Census	12.14	14.22	1.10	3.55	7.75
Improved Census	11.22	14.24	0.98	2.96	7.35
Improved rate	0.92	-0.02	0.12	0.59	0.40

将改进梯度算法与传统算法及 ABiGrad 改进算法进行对比，在 Middlebury 平台评估结果如表 3 所示。所提算法与 ABiGrad 所有测试结果均好于传统梯度算法，且所提算法较传统梯度准确率提升 1.4 个百分点，

证明对横纵向梯度赋权策略是有效的。同时所提算法准确率与 ABiGrad 相当,但是视差图错误点数量较 ABiGrad 少。

表 3 梯度算法对比
Table 3 Comparison of gradient algorithms unit: %

Algorithm	Teddy	Cone	Venus	Tsukuba	Average
Traditional Grad	14.86	14.10	2.72	3.42	8.78
ABiGrad	11.43	13.48	1.59	2.58	7.27
Improved Grad	11.80	13.22	2.03	2.48	7.38
Improved rate	3.06	0.88	0.69	0.94	1.4

对视差图进行改进引导图滤波优化,与扫描线优化后结果进行对比,如表 4 所示。从表 4 可以看出,使用改进引导图滤波优化后的图像较扫描线优化图像错误率更低,原因在于改进引导图滤波能够有效保留图

像在深度不连续区域的信息,通过对弱纹理区域设置较大的惩罚系数,减少了像素点的误匹配。

表 4 优化算法对比
Table 4 Comparison of optimization algorithms unit: %

Algorithm	Teddy	Cone	Venus	Tsukuba	Average
Scanline optimization	9.37	12.12	0.70	2.21	6.1
Guided filter optimization	9.35	11.91	0.61	2.06	5.99
Improved rate	0.02	0.19	0.08	0.15	0.11

图 10 为所提算法效果图,从左到右依次为参考图像、真实视差图、所提算法视差图、所提算法错误区域。从图 10 可以看出,所提算法生成视差图能够有效保留纹理信息,提高深度不连续区域表现。由于充分结合周围像素点信息,边缘处会出现“突刺”现象,误匹配像素点主要集中在边缘。同时由于考虑周围像素信息,算法在弱纹理区域取得较好的匹配效果。

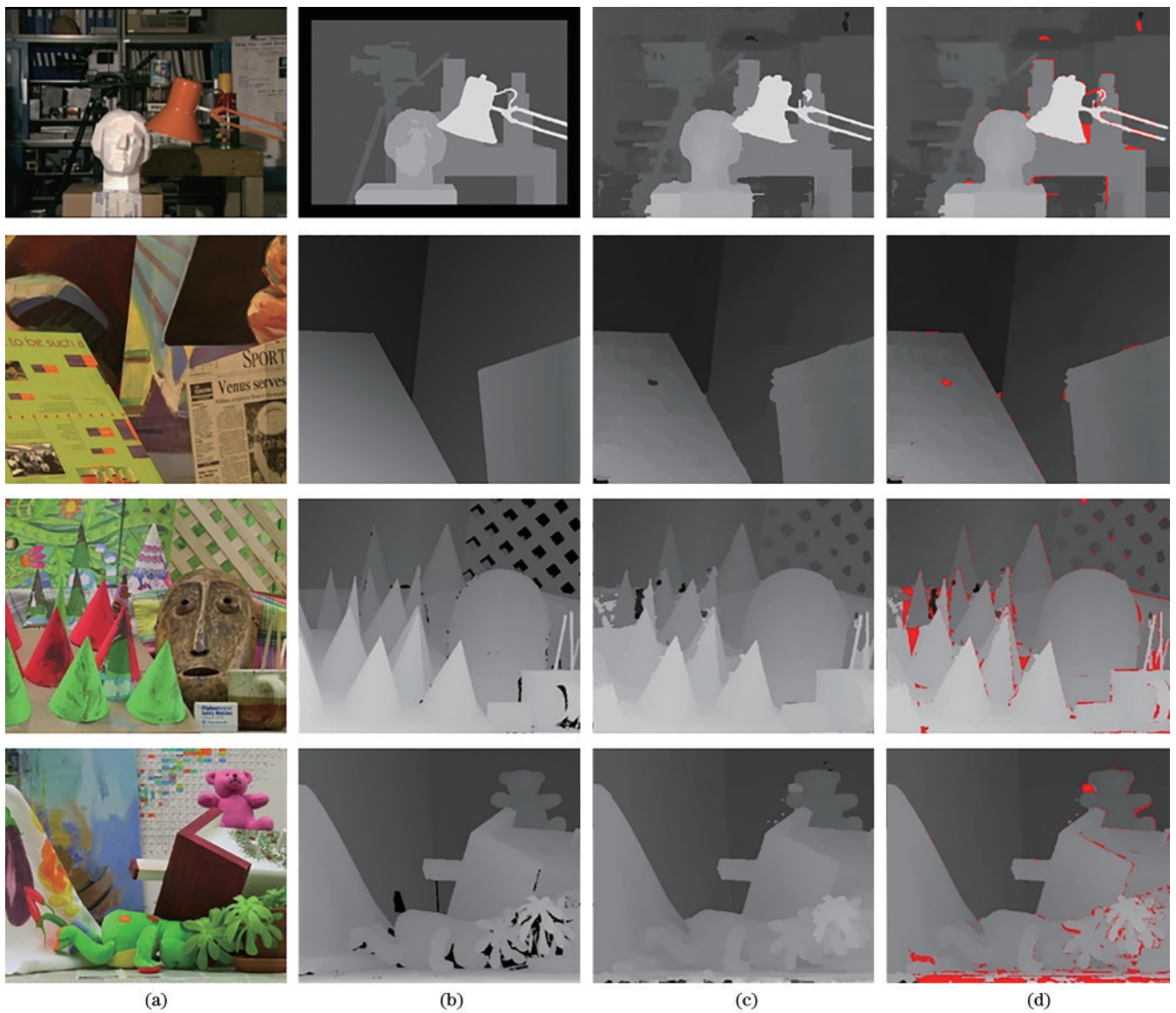


图 10 实验结果。(a)参考图像;(b)真实视差图;(c)所提算法结果;(d)误匹配图

Fig. 10 Experiment results. (a) Reference images; (b) real disparity maps; (c) results of proposed algorithm; (d) mismatching maps

为了客观评价所提算法结果,选用经典立体匹配算法 RTCensus^[27]、Semi Glob^[28]以及局部自适应权重算法 SO+boeders^[29]、AdpDP^[30]、VariableCross^[10]、Adapt Weight^[31]、Assw-Grad^[14]和 Len-ABiGrad^[17]进行比较,结果如表 5 所示。从表 5 可以看出,所提算法在 Tsukuba、Venus、Teddy 上均有较好的匹配效果,但是在 Cone 上误匹配率较大,特别是针对遮挡区域的匹配

效果较差。同时,所提算法精度与 Len-ABiGrad 相当且优于其余算法,分析原因是 Len-ABiGrad 算法在视差填充优化阶段进行了更进一步优化,因此在遮挡区域优化效果较所提算法好,特别是在 Cone 图像对上,精度比所提算法高 3.25 个百分点。如何更好处理遮挡点、提升精度是后续需更进一步研究的问题。

表 5 不同算法在标准立体图片对上的误差率

Table 5 Mismatch rate of different algorithms on standard stereo picture pairs

unit: %

Algorithm	Tsukuba		Venus		Teddy		Cone		Average
	Nonocc	All	Nonocc	All	Nonocc	All	Nonocc	All	
RTCensus	5.08 ₉	6.25 ₉	1.58 ₇	2.42 ₈	7.96 ₈	13.80 ₅	4.10 ₆	9.54 ₃	6.34 ₈
Semi Glob	3.26 ₈	3.96 ₇	1.00 ₆	1.57 ₇	6.02 ₃	12.20 ₃	3.06 ₂	9.75 ₅	5.10 ₅
SO+borders	1.29 ₁	1.71 ₁	0.25 ₁	0.53 ₁	7.02 ₄	12.40 ₄	3.68 ₄	9.18 ₂	4.51 ₃
AdpDP	2.05 ₆	4.22 ₈	1.92 ₈	2.98 ₉	7.32 ₆	14.40 ₆	6.41 ₈	13.70 ₉	6.62 ₉
VariableCross	1.99 ₅	2.65 ₆	0.62 ₃	0.96 ₄	9.75 ₉	15.10 ₇	6.28 ₇	12.70 ₈	6.26 ₇
Adapt Weight	1.38 ₂	1.85 ₂	0.71 ₄	1.19 ₆	7.88 ₇	18.30 ₈	3.97 ₅	9.70 ₄	5.62 ₆
Assw-Grad	1.57 ₃	2.00 ₃	0.89 ₅	1.00 ₅	7.20 ₅	12.40 ₄	3.68 ₄	9.18 ₂	4.74 ₄
Len-ABiGrad	2.12 ₇	2.50 ₅	0.25 ₁	0.62 ₃	4.97 ₂	11.00 ₂	2.78 ₁	8.68 ₁	4.12 ₁
Proposed algorithm	1.66 ₄	2.06 ₄	0.26 ₂	0.61 ₂	4.47 ₁	9.35 ₁	3.35 ₃	11.91 ₇	4.21 ₂

表 6 为部分算法在标准立体图片对上的运行时间对比,可以看出,所提算法在 CPU 上的运行时间少于经典自适应权重算法 Adapt Weight 的 1/10,效果优于 Assw-Grad,与 Len-ABiGrad 速度相当。如果通过 GPU 加速,所提算法能够满足实时性要求,具有实际使用价值。

表 6 部分算法在标准立体图片对上的运行时间

Table 6 Running time of different algorithms on standard stereo picture pairs unit: s

Method	Teddy	Cone	Venus	Tsukuba	Enviroment
Adapt Weight	27.7	47.9	104.2	104.1	Interl i5 4 GB
Assw-Grad	4.2	3.9	2.8	1.7	Interl i5 8 GB
Len-ABiGrad	3.5	2.8	1.4	0.9	Interl i5 8 GB
Proposed method	3.1	3.1	1.2	1.5	Interl i7 8 GB

4 结 论

提出一种基于像素变化率的区域划分方法,并针对划分区域提出自适应窗口的 Census 算法,增强了图像深度不连续区域的表现能力。利用像素点变化率对横向、纵向梯度自适应赋权,降低了图像误匹配率。将改进 Census 变换,改进梯度算子与 AD 结合获取初始匹配代价。在交叉交叉域内完成代价聚合,并针对不同视差图像通过改进引导图滤波优化。最后对视差进行填充优化,测试结果表明,在标准立体图片对上所提算法匹配精度高于部分优秀局部匹配算法,能够改善图像在深度不连续区域及弱纹理区域的匹配效果。但是所提算法在遮挡区域的处理效果欠缺,这也是后期继续优化的重要方向。

参 考 文 献

- [1] Shen S H. Accurate multiple view 3D reconstruction using patch-based stereo for large-scale scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1901-1914.
- [2] Howard A. Real-time stereo visual odometry for autonomous ground vehicles[C]//2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, September 22-26, 2008, Nice, France. New York: IEEE Press, 2008: 3946-3952.
- [3] Scharstein D, Szeliski R. A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 47(1/2/3): 7-42.
- [4] Veksler O. Stereo correspondence by dynamic programming on a tree[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 384-390.
- [5] Kolmogorov V, Zabih R. Computing visual correspondence with occlusions using graph cuts[C]//Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV, July 7-14, 2001, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE Press, 2001: 508-515.
- [6] Tombari F, Mattoccia S, di Stefano L, et al. Classification and evaluation of cost aggregation methods for stereo correspondence[C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2008, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 2008: 2609-2616.
- [7] 闫利, 王芮, 刘华, 等. 基于改进代价计算和自适应引导滤波的立体匹配[J]. 光学学报, 2018, 38(11):

1115007.
Yan L, Wang R, Liu H, et al. Stereo matching method based on improved cost computation and adaptive guided filter[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1115007.
- [8] Qu Y F, Jiang J X, Deng X J, et al. Robust local stereo matching under varying radiometric conditions[J]. *IET Computer Vision*, 2014, 8(4): 263-276.
- [9] 朱建鸿, 王曹松, 高美凤. 一种改进的 Census 变换和自适应窗口的匹配算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(12): 1215003.
Zhu J H, Wang C S, Gao M F. An improved matching algorithm of census transform and adaptive window[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(12): 1215003.
- [10] Zhang K, Lu J B, Lafruit G. Cross-based local stereo matching using orthogonal integral images[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2009, 19(7): 1073-1079.
- [11] 王云峰, 吴炜, 余小亮, 等. 基于自适应权重 AD-Census 变换的双目立体匹配[J]. *工程科学与技术*, 2018, 50(4): 153-160.
Wang Y F, Wu W, Yu X L, et al. A stereo matching system with the adaptive weight AD-Census[J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2018, 50(4): 153-160.
- [12] 陈映光, 周佩, 朱江平, 等. 基于改进 Census 变换和自适应支持域的立体匹配[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(14): 1433002.
Chen Y G, Zhou P, Zhu J P, et al. Stereo matching based on improved Census transformation and adaptive support region[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1433002.
- [13] 王凯, 李志伟, 朱成德, 等. 基于二次引导滤波的局部立体匹配算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(8): 081004.
Wang K, Li Z W, Zhu C D, et al. Local stereo matching algorithm based on secondary guided filtering[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(8): 081004.
- [14] 祝世平, 李政. 基于改进梯度和自适应窗口的立体匹配算法[J]. *光学学报*, 2015, 35(1): 0110003.
Zhu S P, Li Z. A stereo matching algorithm using improved gradient and adaptive window[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(1): 0110003.
- [15] Yang Q X. A non-local cost aggregation method for stereo matching[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 1402-1409.
- [16] Mei X, Sun X, Zhou M C, et al. On building an accurate stereo matching system on graphics hardware[C]//2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 467-474.
- [17] 宋巍, 魏新宇, 张明华, 等. 基于改进代价计算和视差候选策略的立体匹配[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(2): 0215001.
Song W, Wei X Y, Zhang M H, et al. Stereo matching based on improved cost calculation and a disparity candidate strategy[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(2): 0215001.
- [18] Yuan W M, Meng C, Tong X Y, et al. Efficient local stereo matching algorithm based on fast gradient domain guided image filtering[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2021, 95: 116280.
- [19] 范海瑞, 杨帆, 潘旭冉, 等. 一种改进 Census 变换与梯度融合的立体匹配算法[J]. *光学学报*, 2018, 38(2): 0215006.
Fan H R, Yang F, Pan X R, et al. Stereo matching algorithm for improved Census transform and gradient fusion[J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(2): 0215006.
- [20] 朱程涛, 李镞. 基于梯度域引导滤波的视差精炼迭代算法[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2018, 51(6): 638-644.
Zhu C T, Li Q. Disparity refinement iterative algorithm based on gradient domain guided image filtering[J]. *Journal of Tianjin University (Science and Technology)*, 2018, 51(6): 638-644.
- [21] 畅雅雯, 赵冬青, 单彦虎. 多特征融合和自适应聚合的立体匹配算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(23): 219-225.
Chang Y W, Zhao D Q, Shan Y H. Research on stereo matching algorithm based on multi-feature fusion and adaptive aggregation[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(23): 219-225.
- [22] 孔令寅, 朱江平, 应三丛. 基于引导图像和自适应支持域的立体匹配[J]. *光学学报*, 2020, 40(9): 0915001.
Kong L Y, Zhu J P, Ying S C. Stereo matching based on guidance image and adaptive support region[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(9): 0915001.
- [23] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [24] Zhu S Q, Wang Z, Zhang X Q, et al. Edge-preserving guided filtering based cost aggregation for stereo matching[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 39: 107-119.
- [25] 周博, 秦岭, 龚伟. 基于高斯拉普拉斯算子的加权引导图滤波立体匹配算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(10): 101502.
Zhou B, Qin L, Gong W. Stereo-matching algorithm using weighted guided image filtering based on Laplacian of Gaussian operator[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(10): 101502.
- [26] Scharstein D, Szeliski R. High-accuracy stereo depth maps using structured light[C]//2003 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-20, 2003, Madison, WI, USA. New York: IEEE Press, 2003.
- [27] Humenberger M, Zinner C, Weber M, et al. A fast stereo matching algorithm suitable for embedded real-time systems[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2010, 114(11): 1180-1202.
- [28] Hirschmuller H. Accurate and efficient stereo processing by semi-global matching and mutual information[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2005, San

- Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 807-814.
- [29] Mattoccia S, Tombari F, di Stefano L. Stereo vision enabling precise border localization within a scanline optimization framework[M]//Yagi Y, Kang S B, Kweon I S, et al. Computer vision-ACCV 2007. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2007, 4844: 517-527.
- [30] Wang L, Liao M, Gong M L, et al. High-quality real-time stereo using adaptive cost aggregation and dynamic programming[C]//Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission (3DPVT'06), June 14-16, 2006, Chapel Hill, NC, USA. New York: IEEE Press, 2006: 798-805.
- [31] Yoon K J, Kweon I S. Adaptive support-weight approach for correspondence search[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4): 650-656.